

## APLIKASI MODEL ARCH KASUS TINGKAT INFLASI DI INDONESIA

Agus Widarjono

### Abstract

*In forecasting financial time series such as inflation, there is a reason to believe that variance of error term is volatile. Researchers are likely to find periode of high volatility with large errors, then it is followed by periode of low volatility with smaller errors. The variability could occur because the financial market is very sensitive to changes in government monetary and fiscal policies, even non economic factor such as political upheavals, rumors etc. The variance of errors is not constant but varies from one period to another period. It contains some kind of outocorrelation in the variance of errors. This model is so-called autoregressive conditional heteroscedasticity (ARCH).*

*The goal of this study is to apply ARCH model in estimating financial time series in Indonesia with montly data of inflation during 1994.1-2002.4 period and to compare it with OLS model. The inflation data exhibit volatility, suggesting that variance of inflation varies over time. By using the ARCH model, the results prove that ARCH-M model with maximum likelihood estimation gives better results than the OLS one.*

### PENDAHULUAN

Di dalam menganalisis perilaku data runtut waktu (*time series*) di sektor finansial misalnya harga saham, nilai tukar rupiah, inflasi, suku bunga dsb, peneliti seringkali menemukan bahwa kemampuan atau presisi peramalan berubah-ubah dari waktu ke waktu. Misalnya, pada satu periode, peramalan mengalami kesalahan yang kecil tetapi di waktu lain mengalami kesalahan yang cukup besar dan kemudian kesalahan kembali kecil. Variabilitas ini disebabkan oleh kenyataan bahwa volatilitas di dalam pasar finansial sangat sensitif terhadap perubahan-perubahan kebijakan fiskal dan moneter, ketidakstabilan politik bahkan yang sifatnya sekedar rumor.

Kondisi tersebut diatas sangat berbeda dengan asumsi yang selama ini menjadi kajian aliran utama ekonometrika, yakni data *time series* kecenderungannya

mempunyai varian kesalahan pengganggu atau residual (*error term*) yang konstan dari waktu ke waktu. Berdasarkan kenyataan tersebut, dalam bahasa ekonometrika berarti bahwa varian dari data *time series* ini tidak konstan, tetapi berubah-ubah dari satu periode ke periode yang lain. Varian dari residual bukan lagi hanya fungsi dari variabel independen tetapi selalu berubah-ubah, tergantung seberapa besar residual dimasa lalu. Model ekonometrika yang tepat untuk mengestimasi perilaku seperti itu disebut *autoregressive conditonal heteroscedasticity model* (ARCH). Model ini pertama kali dikembangkan oleh Robert Engle. Model ARCH kemudian disempurnakan oleh Tim Bollerslev dengan memasukkan tidak hanya sekedar *error term* di masa lalu tetapi juga varian *error term* di masa lalu. Model dari Bollerslev ini disebut *Generalized autoregressive*

*conditonal heteroscedasticity model* (GARCH).

Banyak studi tentang inflasi di Indonesia telah dilakukan baik menggunakan model statis maupun dinamis (PAM maupun ECM) yang mengasumsikan bahwa residual adalah konstan sepanjang waktu. Tulisan ini mencoba menggunakan model ARCH untuk menjelaskan tentang perilaku kasus Inflasi di Indonesia dan sekaligus menjelaskan bahwa dengan memasukkan unsur ARCH ini akan menghasilkan estimasi yang lebih baik. Data yang digunakan adalah data bulanan dari bulan Januari 1994 sampai bulan April 2002. Data diambil dari Indikator ekonomi diterbitkan oleh BPS dan statistik ekonomi dan keuangan Indonesia yang diterbitkan oleh Bank Indonesia.

## LANDASAN TEORI DAN KAJIAN PUSTAKA

Di dalam teori ekonomi, banyak ahli ekonomi menjelaskan bahwa agen-agen ekonomi tidak hanya memberikan respon kepada rata-ratanya (*mean*) tetapi juga kejadian-kejadian ekonomi yang sangat fluktuatif. Di dalam kajian ekonomi makro, Robert Lucas misalnya memberi alasan bahwa varian dari inflasi ditentukan oleh respon dari berbagai gonjangan yang ada. Dengan demikian varian dari inflasi tidak bisa diantisipasi. Sementara itu, Ahli ekonomi Milton Friedman menjelaskan bahwa inflasi yang tinggi akan diikuti oleh variabilitas inflasi yang tinggi sedangkan inflasi yang rendah berhubungan dengan rendahnya variabilitas inflasi (Engle, 1982).

Adanya variabilitas tingkat inflasi ini kemudian dibuktikan oleh beberapa ahli ekonometrika dengan menganggap bahwa residual data *time series* terutama di sektor finansial seperti inflasi adalah tidak konstan. Engle menggunakan model ARCH

untuk melihat perilaku inflasi di Inggris dalam periode 1958.2-1977.2. Model persamaannya adalah model autoregresif. Melalui model ARCH, Engle membandingkan hasil estimasi antara model standar yakni metode penaksiran OLS dengan model ARCH melalui penaksiran *maximum likelihood*. Hasilnya menunjukkan bahwa model ARCH mampu memperbaiki hasil dari metode OLS dan memperoleh prediksi varian yang lebih realistis (Engle, 1982).

Dengan semangat yang sama, Tim Bollerslev mencoba menyempurnakan model ARCH dengan memasukkan unsur residual masa lalu dan varian residual. Model ini disebut *Generalized autoregressive conditonal heteroscedasticity model* (GARCH). Dengan menggunakan data inflasi di Amerika dengan model persamaan autoregresif, Bollerslev mencoba mengevaluasi kembali inflasi dengan model ARCH dari Engle dan Kraft. Hasilnya menunjukkan bahwa dengan memasukkan unsur varian residual dalam persamaan menghasilkan regresi yang lebih baik dari model ARCH (Bollerslev, 1986).

## MODEL ESTIMASI ARIMA-ARCH

### Model Box-Jenkin

Sebelum menjelaskan model ARCH, terlebih dahulu dibahas masalah penentuan variabel yang mempengaruhi inflasi. Model yang digunakan adalah teknik Box-Jenkin. Aplikasi teknik Box-Jenkin merupakan salah satu teknik peramalan model *time series* yang berdasarkan perilaku data di masa lalu dimana akhir-akhir ini banyak digunakan ahli ekonometrika. Analisis ini berbeda dengan model struktural baik model kausal maupun simultan dimana persamaan model tersebut menunjukkan hubungan antara variabel-variabel ekonomi. Alasan utama penggunaan teknik Box-Jenkin

karena gerakan variabel-variabel ekonomi yang diteliti seperti pergerakan nilai tukar, harga saham, inflasi seringkali sulit dijelaskan oleh teori-teori ekonomi.

Teknik Box-Jenkin sebagai teknik peramalan berbeda dengan kebanyakan model peramalan yang ada. Di dalam model ini tidak ada asumsi khusus tentang data historis dari runtut waktu, tetapi menggunakan model iteratif untuk menentukan model yang terbaik. Model yang terpilih akan dicek ulang dengan data historis apakah telah menggambarkan data dengan tepat. Model terbaik akan diperoleh jika residual antara model peramalan dan data historis kecil, didistribusikan secara random dan independen (Hanke and Reitsch, 1992: 381). Teknik Box-Jenkin ini terdiri dari beberapa metode yaitu *autoregressive* (AR), *moving average* (MA), *autoregressive-moving average* (ARMA) dan *autoregressive integrated moving average* (ARIMA).

Syarat penggunaan teknik Box-Jenkin adalah data yang diteliti menunjukkan data runtut waktu yang stasioner. Stasionaritas dalam hal ini baik terjadi pada level maupun data yang perlu dijadikan stasioner melalui proses *differencing*. Data yang stasioner berarti bahwa pergerakan data tersebut tidak mengandung unsur trend, sehingga model ini menjelaskan perilaku data berdasarkan unsur residual (*error term*). Dalam penelitian ini akan digunakan dua uji stasionaritas data yaitu uji akar unit dari Dickey-Fuller (ADF) dan uji Phillips-Perrons (P-P) (Insukindro 1990; Gujarati, 1995; Harris 1995).

Model AR menunjukkan variabel dependen  $Y_t$  adalah fungsi linier dari sejumlah  $Y_t$  aktual sebelumnya. Bentuk model umum AR sbb:

$$Y_t = b_0 + b_1 Y_{t-1} + b_2 Y_{t-2} + \dots + b_p Y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

Dimana:  $Y_{t-1}$  = kelambanan (*lag*) dari  $Y$

$\varepsilon_t$  = kesalahan pengganggu

$p$  = tingkat AR

Model MA meramalkan nilai dependen  $Y_t$  berdasarkan kombinasi kesalahan pengganggu masa lampau (*lag*). Bentuk model umum dari MA sbb:

$$Y_t = c_0 + c_1 \varepsilon_{t-1} + c_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + c_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Dimana:  $\varepsilon_{t-1}$  = kelambanan (*lag*) dari  $\varepsilon$

$q$  = tingkat MA

Seringkali proses *random stasioner* dapat dijelaskan dengan baik melalui penggabungan antara model AR dan model MA. Model gabungan ini disebut *autoregressive-moving average* (ARMA). Adapun bentuk model umum dari ARMA sbb:

$$Y_t = b_0 + b_1 Y_{t-1} + \dots + b_n Y_{t-n} + \varepsilon_t + c_0 + c_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + c_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_{2t} \quad (3)$$

Model AR, MA dan ARMA mensyaratkan bahwa data yang diamati adalah stasioner pada *level*. Jika data tidak stasioner dalam *level* maka data perlu dibuat stasioner pada tingkat diferensi (*difference*). Model dengan data yang stasioner melalui proses *differencing* ini disebut model ARIMA. Dengan demikian, jika data stasioner pada proses *differencing*  $d$  kali dan mengaplikasikan ARMA ( $p, q$ ), maka modelnya ARIMA ( $p, d, q$ ) dimana  $p$  adalah tingkat AR,  $d$  tingkat proses membuat data menjadi stasioner dan  $q$  merupakan tingkat MA. ARIMA (2,1,2) berarti menunjukkan AR (2), proses *differencing* 1 untuk membuat data stasioner dan tingkat MA pada level 2. Model AR (2) oleh karena itu tidak lain merupakan model ARIMA (2,0,0).

Untuk mengidentifikasi model AR, MA maupun ARMA digunakan *correlogram* yakni melihat perilaku *autocorrelation function* (ACF) dan *partial autocorrelation function* (PACF). ACF dan PACF dari model AR(p) dan MA(q) mempunyai pola yang berkebalikan. Model AR dipilih jika ACF menurun secara perlahan secara eksponensial sedangkan PACF menurun drastis pada *lag* tertentu. Sementara itu, model MA terjadi pada kondisi sebaliknya. Model ARMA dipilih bila ACF maupun PACF menurun secara perlahan secara eksponensial (Hanke and Reitsch, 1992).

### Model ARCH

Untuk menjelaskan bagaimana model ARCH dibentuk, misalkan kita mempunyai model regresi sebagai berikut:

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{1t} + \varepsilon_t \quad (4)$$

Persamaan yang berhubungan dengan varians dari *error term* ( $\varepsilon$ ) terhadap volatilitas yang kita teliti pada tahun  $t$  dinyatakan sbb:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 \quad (5)$$

Persamaan (5) menyatakan bahwa varian dari *error term* yakni  $\sigma_t^2$  mempunyai dua komponen yaitu konstan dan *error term* periode lalu (*lag*) yang diasumsikan merupakan kuadrat dari *error term* periode lalu. Model dari  $\varepsilon_t$  tersebut adalah *heteroscedasticity*, *conditional* pada  $\varepsilon_{t-1}$ . Dengan mengambil informasi *conditional heteroscedasticity* dari  $\varepsilon_t$ , kita bisa mengestimasi parameter  $\beta_1$  dan  $\beta_2$  lebih efisien. Persamaan (4) diatas disebut persamaan untuk output standar dari *conditional mean* sedangkan pada persamaan (5) disebut *conditional variace*.

Jika varian dari  $\varepsilon_t$  tergantung hanya dari volatilitas error term satu periode yang lalu sebagaimana dalam persamaan (5), model ini disebut dengan ARCH (1). Secara umum, model ARCH ( $p$ ) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \varepsilon_{t-2}^2 + \alpha_3 \varepsilon_{t-3}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 \quad (6)$$

Untuk mengestimasi persamaan (4) dan persamaan (5) dilakukan dengan metode *maximum likelihood*.

Model ARCH dari Robert Engle ini kemudian disempurnakan oleh Tim Bollerslev. Bollerslev menyatakan bahwa varian *error term* tidak hanya tergantung dari *error term* periode lalu tetapi juga varian *error term* periode lalu. Jika kita memasukkan juga varian *error term* periode lalu dalam persamaan (5) maka model ini dikenal dengan *generalized autoregressive conditional heteroscedasticity* (GARCH). Model GARCH bisa diestimasi dengan mempergunakan metode *maximum likelihood*. Model GARCH yang paling sederhana disebut GARCH(1,1) dapat ditulis sbb:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 \quad (7)$$

Secara umum model GARCH yakni GARCH ( $p,q$ ) dapat dinyatakan melalui persamaan sbb:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \alpha_p \varepsilon_{t-p}^2 + \lambda_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \lambda_q \sigma_{t-q}^2 \quad (8)$$

Jika pada persamaan (4) diatas dimasukkan unsur varian *error term* maka modelnya disebut ARCH-in-mean (ARCH-M) atau GARCH-in mean (GARCH-M), sehingga

persamaan untuk *conditional mean* pada persamaan (4) menjadi:

$$Y_t = \beta_1 + \beta_2 X_{1t} + \sigma^2_{t-1} + \varepsilon_t \quad (9)$$

### Kriteria Pemilihan Model

Untuk membandingkan apakah model standar atau model yang memasukkan ARCH yang dipilih, digunakan beberapa kriteria yakni uji t, koefisien determinasi ( $R^2$ ) maupun kriteria yang dikemukakan oleh Akaike dan Schwarz. Kelemahan penggunaan  $R^2$  karena koefisiennya tidak pernah turun (*nondecreasing value*) dengan semakin banyaknya jumlah variabel independennya. Adapun formula dari *Akaike information criteria* (AIC) maupun *Schwarz information criteria* (SIC) sebagai berikut:

$$AIC = e^{2k/n} (\sum u_i^2 / n) = e^{2k/n} (RSS/n) \quad (10)$$

$$SIC = n^{k/n} (\sum u_i^2 / n) = n^{k/n} (RSS/n) \quad (11)$$

Dimana:

$u$  = error term

$n$  = jumlah observasi

$k$  = jumlah variabel dependen

$RSS$  = residual sum of squares

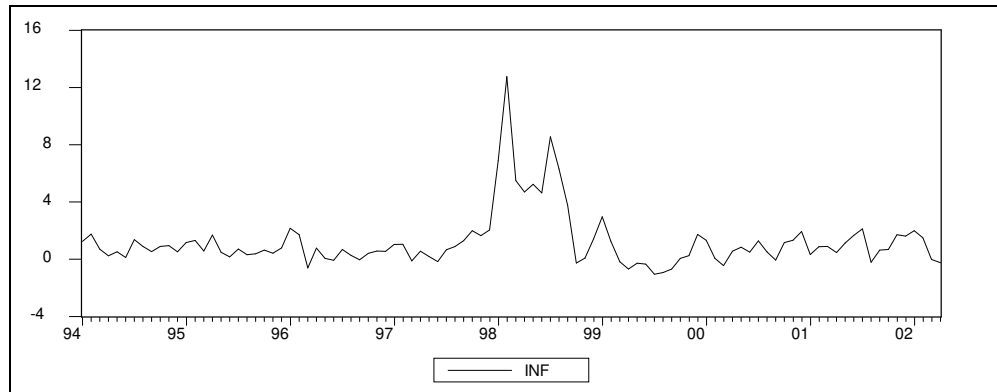
Berdasarkan dari kriteria AIC maupun SIC, model yang terbaik adalah model yang mempunyai nilai AIC maupun SIC yang paling kecil (Gujarati, 2003; Pindyck and Rubinfeld, 1998; Hill, Griffiths and Judge, 1998).

### APLIKASI MODEL ARCH-M

Langkah awal untuk mengetahui apakah terdapat volatilitas tingkat inflasi di Indonesia dan selanjutnya dapat diaplikasikan model ARCH adalah dengan menggambarkan perkembangan tingkat inflasi dalam periode penelitian. Grafik 1 menggambarkan adanya volatilitas tingkat inflasi dalam periode penelitian. Pada masa sebelum krisis ekonomi yang terjadi pada pertengahan tahun 1997, volatilitas tingkat inflasi sangat rendah. Namun pada masa puncak krisis yakni dimulai bulan Agustus 1997 sampai akhir tahun 1999, volatilitas tingkat inflasi cukup tinggi dan kembali rendah setelah sebagaimana sebelum krisis.

Stationer atau tidaknya data tingkat inflasi dapat dilihat melalui Grafik 1. Pergerakan perkembangan inflasi menunjukkan bahwa data adalah stasioner. Untuk lebih memperkuat penentuan stasionaritas data digunakan uji akar unit dari ADF maupun P-P. Hasil uji akar-akar unit tingkat inflasi dapat dilihat pada Tabel 1 dan Tabel 2. Nilai statistik ADF untuk tingkat inflasi sebesar 3,0226 sedangkan nilai kritis dari statistik MacKinnon pada  $\alpha=1\%$ ,  $\alpha=5\%$  dan  $\alpha=10\%$  masing-masing -3.4986, -2.8912 dan -2.5824. Ini berarti data tingkat inflasi stasioner pada level 5% dan 10%. Sementara itu uji akar unit dengan metode Phillips Perron (PP) juga menghasilkan kesimpulan yang sama. Nilai statistik P-P lebih besar dari nilai kritis dari Mckinnon pada berbagai level, lihat tabel 2. Dengan demikian, langkah melakukan uji derajat integrasi tidak perlu dilakukan.

Grafik 1. Perkembangan tingkat inflasi di Indonesia 1994.1-2004.4



**Tabel 1.**  
Augmented Dickey-Fuller: Uroot (C,2)  
Tingkat inflasi

	Significance level	Critical Value	ADF
Dickey-Fuller t-Statistic			-3.0226*
MacKinnon Critical Value	1%	-3.4986	
	5%	-2.8912	
	10%	-2.5824	

Ket: \*)signifikan pada level 5% dan 10%

**Tabel 2.**  
Phillips-Perron Unit Root Test: Lag Truncation 4  
Tingkat Inflasi

	Significance level	Critical Value	?
Phillips-Perron Statistic			-3.6729*
MacKinnon Critical Value	1%	-3.4972	
	5%	-2.8906	
	10%	-2.5821	

Ket: \*)signifikan pada level 1%, 5% dan 10%

Model ARIMA yang akan dipilih didasarkan pada *Correlogram* data tingkat inflasi dengan panjang *lag* 12. *Correlogram* pada Tabel 3 memperlihatkan bahwa ACF menurun secara perlahan sampai pada *lag* 7 sedangkan PACF menurun drastis pada *lag* pertama. Berdasarkan kondisi ini maka model yang tepat adalah *model autoregressive* (AR). *Lag* mana yang akan dimasukkan dalam model AR didasarkan pada nilai PACF. Berdasarkan Barllets nilai kritis dari PACF dengan interval kepercayaan 95% adalah  $\pm 1,96(1/\sqrt{n})$  (Gujarati, 2003). Dengan data observasi sebanyak 100 maka nilai kritisnya sebesar 0,1906. Pada kolom nilai PACF terlihat bahwa hanya pada *lag* 1, 5, 7 dan 8 nilai statistik PACF lebih

besar dari nilai kritisnya sehingga model AR yang dipilih memasukkan keempat *lag* tersebut.

Tabel 4 menunjukkan hasil estimasi model AR tanpa memasukkan unsur ARCH atau GARCH. Dari keempat *lag* yang dipilih ada satu *lag* yang tidak signifikan secara statistik yakni *lag* ke 7. Grafik 2 menunjukkan grafik *error term* dari estimasi model AR. Volatilitas *error term* memperlihatkan suatu kondisi dimana volatilitas cukup tinggi pada saat puncak krisis yakni dari tahun 1998-1999 dan sedangkan periode yang lain menunjukkan volatilitas yang rendah. Grafik 2 ini semakin mendukung bahwa *error term* mengandung unsur heteroskedastisitas.

**Tabel 3.**  
Correlogram Tingkat inflasi 1994.1-2002.4

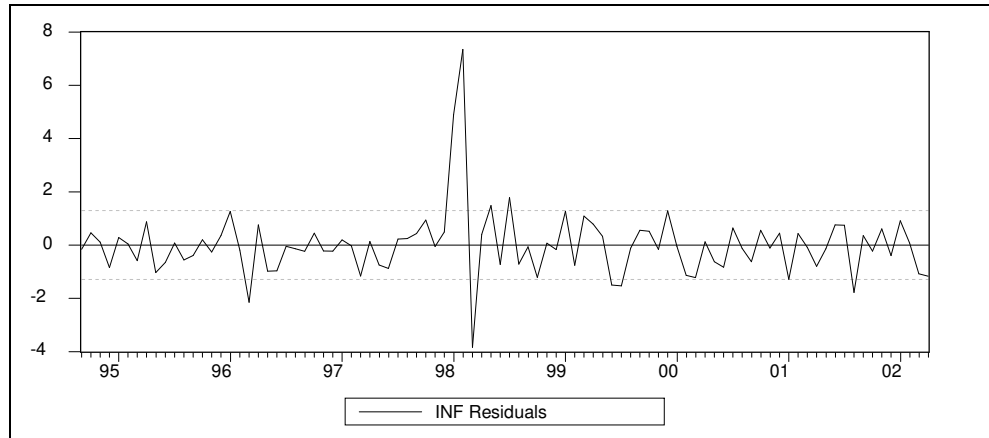
Date: 11/06/02 Time: 16:26 Sample: 1994:01 2002:04 Included observations: 100						
Autocorrelation	Partial Correlation		AC	PAC	Q-Stat	Prob
.  *****	.  *****	1	0.724	0.724	54.040	0.000
.  ****	.  *	2	0.484	-0.086	78.404	0.000
.  ***	.  *	3	0.398	0.169	95.065	0.000
.  ***	.  *	4	0.384	0.105	110.69	0.000
.  ***	.  **	5	0.430	0.199	130.55	0.000
.  ***	.  *	6	0.362	-0.121	144.80	0.000
.  *	.  **	7	0.166	-0.234	147.84	0.000
.  .	.  **	8	-0.052	-0.283	148.14	0.000
.  .	.  .	9	-0.101	0.038	149.27	0.000
.  .	.  .	10	-0.090	-0.077	150.18	0.000
.  .	.  *	11	-0.070	0.069	150.73	0.000
.  .	.  .	12	-0.109	-0.014	152.10	0.000

**Tabel 4.**  
Estimasi Inflasi dengan model AR

Dependent Variable: INF Method: Least Squares Date: 11/08/02 Time: 17:25 Sample(adjusted): 1994:09 2002:04 Included observations: 92 after adjusting endpoints Convergence achieved after 3 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.229542	0.410754	2.993377	0.0036
AR(1)	0.669465	0.074770	8.953636	0.0000
AR(5)	0.294956	0.079259	3.721422	0.0004
AR(7)	-0.029966	0.105571	-0.283851	0.7772
AR(8)	-0.262718	0.098349	-2.671277	0.0090
R-squared	0.622862	Mean dependent var		1.248478
Adjusted R-squared	0.605523	S.D. dependent var		2.058788
S.E. of regression	1.293072	Akaike info criterion		3.404733
Sum squared resid	145.4670	Schwarz criterion		3.541787
Log likelihood	-151.6177	F-statistic		35.92125
Durbin-Watson stat	1.938161	Prob(F-statistic)		0.000000
Inverted AR Roots	.90+.20i -.28+.70i	.90 -.20i -.28 -.70i	.42+.83i -.71+.37i	.42 -.83i -.71 -.37i



**Grafik 2.**  
Residual tingkat inflasi model AR



**Tabel 5.**  
Uji ARCH LM tingkat inflasi sampai lag 8.

ARCH Test			
F-statistic	5.946737	Probability	0.000007
Obs*R-squared	32.60243	Probability	0.000073

Uji secara formal masalah *heteroskedastisitas* dalam ini model digunakan uji ARCH-LM yang diperkenalkan oleh Engle. Ada tidaknya masalah tersebut ditentukan melalui perbandingan antara nilai hitung  $\chi^2$  dengan nilai kritisnya. Jika secara statistik tidak signifikan berarti tidak ada masalah *autoregressive conditional heteroskedasticity*. Hasil uji ARCH-LM ditunjukkan dalam Tabel 5. Berdasarkan Nilai hitung  $\chi^2$  yakni ( $obs \cdot R^2$ ), sampai lag 8 secara statistik signifikan, berarti model yang digunakan mengandung unsur ARCH.

Setelah melalui proses iteratif dihasilkan model inflasi ARCH-M, dimana pada persamaan dari *conditional mean*

memasukkan unsur *error term* masa lalu dan varian *error term*. Output pada Tabel 6 terdiri dari dua bagian yang pertama di atas menunjukkan persamaan *conditional mean*, sedangkan yang dibawah adalah *conditional varians*. Setelah memasukkan unsur ARCH dengan metode *maximum likelihood*, hasilnya menunjukkan hasil estimasi yang lebih baik. Semua lag menunjukkan signifikan secara statistik dan varian *error term* juga signifikan secara statistik. Pada persamaan ARCH-M, koefisien pada ARCH (1) juga menunjukkan signifikan secara statistik.

**Tabel 6.**  
Estimasi Inflasi dengan model ARCH-M

Dependent Variable: INF Method: ML – ARCH Date: 11/09/02 Time: 20:20 Sample(adjusted): 1994:09 2002:04 Included observations: 92 after adjusting endpoints Convergence achieved after 51 iterations				
	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
SQR(GARCH)	-0.400945	0.190069	-2.109476	0.0349
C	0.634668	0.238748	2.658323	0.0079
AR(1)	0.401196	0.096466	4.158948	0.0000
AR(5)	0.196747	0.051682	3.806883	0.0001
AR(7)	0.201047	0.075164	2.674777	0.0075
AR(8)	-0.278036	0.051121	-5.438802	0.0000
Variance Equation				
C	0.278958	0.116011	2.404587	0.0162
ARCH(1)	1.157599	0.289276	4.001708	0.0001
R-squared	0.304385	Mean dependent var		1.248478
Adjusted R-squared	0.246417	S.D. dependent var		2.058788
S.E. of regression	1.787216	Akaike info criterion		2.899616
Sum squared resid	268.3078	Schwarz criterion		3.118902
Log likelihood	-125.3823	F-statistic		5.250927
Durbin-Watson stat	0.750063	Prob(F-statistic)		0.000053
Inverted AR Roots	.80 -.17i	.80+.17i	.43 -.78i	.43+.78i
	-.24+.79i	-.24 -.79i	-.79 -.39i	-.79+.39i

**Tabel 7.**  
Uji ARCH LM sampai lag 8.

ARCH Test			
F-statistic	0.481848	Probability	0.865405
Obs*R-squared	4.106305	Probability	0.847407

Berdasarkan koefisien determinasi ( $R^2$ ) dalam model ARCH-M mengalami penurunan tetapi kesalahan standar mengalami kenaikan. Hal ini terjadi karena tujuan estimasi dengan metode OLS adalah untuk memaksimalkan  $R^2$ , namun dengan adanya koreksi terhadap heteroskedastisitas dan oleh karena itu mendapatkan parameter estimasi yang berbeda dapat menyebabkan

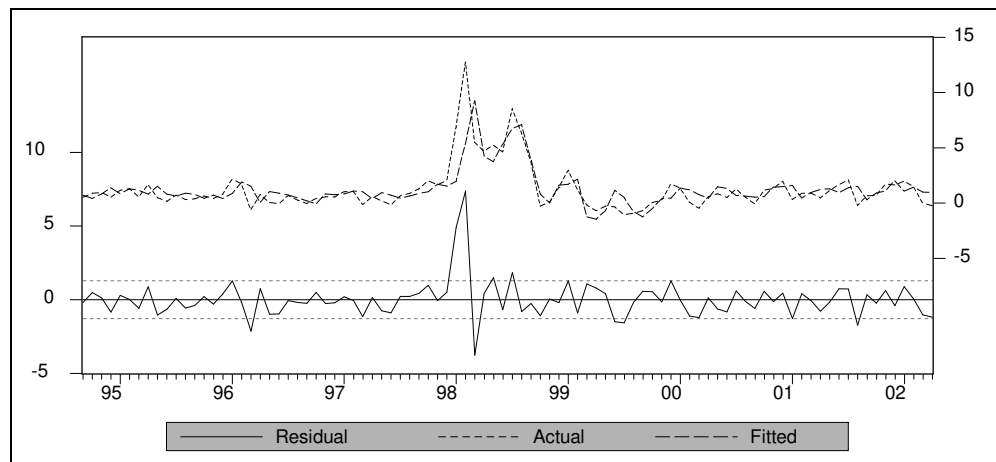
$R^2$  mengalami penurunan. Kondisi inilah yang menunjukkan kelemahan  $R^2$  sebagai metode dalam mengevaluasi hasil regresi. Begitu pula ketika ada kenaikan kesalahan standar karena adanya heteroskedastisitas menyebabkan kesalahan standar dari OLS menjadi bias (Pindyck and Rubinfeld, 1998).

Evaluasi berdasarkan kriteria AIC maupun SIC juga menunjukkan bahwa model ARCH-M menghasilkan nilai yang lebih kecil dari model OLS, sehingga model ARCH-M lebih baik dari model OLS. Ada tidaknya unsur ARCH digunakan uji ARCH LM, lihat tabel 7. Berdasarkan uji Engle ARCH-LM ( $\text{obs} \cdot R^2$ ) mengindikasikan bahwa sampai lag ke 8 tidak ada lagi unsur ARCH.

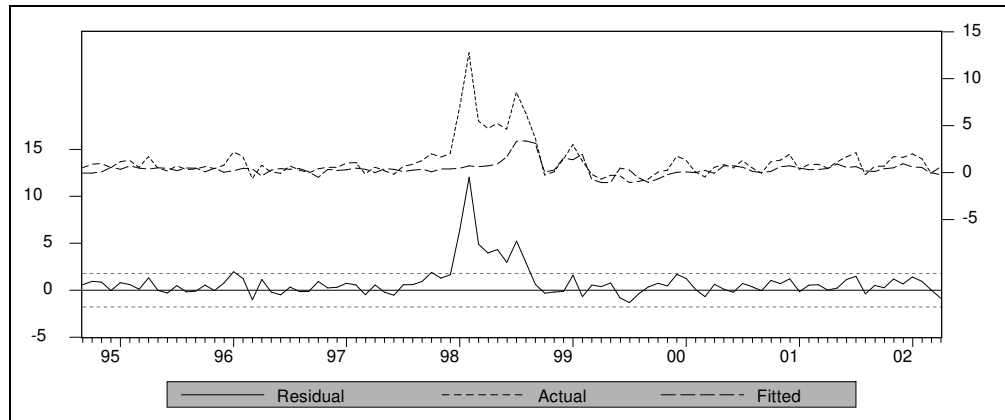
Nilai ramalan model OLS dan model ARCH-M dapat dilihat pada Grafik 3 dan Grafik 4. Nilai ramalan tingkat inflasi dapat dilihat dalam garis-garis putus (*fitted*) di

gambar sebelah atas, sedangkan nilai residual (*error term*) diperlihatkan gambar di sebelah bawah. Dari grafik tersebut dapat disimpulkan bahwa nilai ramalan model ARCH-M lebih baik dari model OLS. Hal ini ditunjukkan oleh nilai residual model ARCH-M yang fluktuasinya lebih halus (*smooth*) daripada model OLS. Residual model ARCH-M lebih mendekati angka nol, berarti model ARCH-M mampu memprediksi lebih mendekati nilai aktualnya.

**Grafik 3.** Ramalan inflasi berdasarkan model AR metode OLS



**Grafik 4.** Ramalan inflasi berdasarkan model ARCH-M



### KESIMPULAN

Data ekonomi runtut waktu diduga mengandung unsur autokorelasi. Adanya pelanggaran asumsi klasik ini menyebabkan perlunya langkah koreksi model untuk menghasilkan estimasi yang bersifat *best linear unbiased estimator* (BLUE). Namun, data runtut waktu di sektor finansial seringkali juga diduga mengandung unsur heteroskedastisitas sebagaimana data kerat silang (cross section) karena perilaku data di sektor finansial seringkali menunjukkan kondisi yang sangat tinggi tingkat volatilitasnya.

Dalam ekonometrika berarti error term dari data runtut waktu mengandung unsur heteroskedastisitas. Model ARCH atau GARCH yang memasukkan koreksi heteroskedastisitas adalah model yang lebih cocok untuk mengestimasi dan memprediksi data runtut waktu di sektor finansial seperti tingkat inflasi, tingkat bunga, harga saham maupun harga kurs valuta asing daripada model klasik OLS. Hasil estimasi tentang perilaku inflasi di Indonesia dalam penelitian ini membuktikan hal itu.

### DAFTAR PUSTAKA

- Anonim (1997). *Eviews 3 User's Guide: Estimation, Forecasting, Statistical Analysis, Graphics, Data Management and Simulation*. California: Quantitative Micro Software.
- Bails G. Dale and Larry C. Peppers (1993). *Business Fluctuation: Forecasting Techniques and Applications*, Second edition. Singapore: Prentice Hall International Editions.
- Bollerslev, Tim (1986). "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", *Journal of Econometrics*, 31:307-27.
- Engle, R. F. (1982). "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the variance of United Kingdom Inflation, *Econometrica*, 50, 987-1007.

- \_\_\_\_\_. (1995). *ARCH Selected Reading: Advanced Texts in Econometrics*. Oxford: Oxford University Press.
- Gujarati, Damodar (2003). *Basic Econometrics*, Fourth Edition. New York: McGraw-Hill.
- Gunawan, H. Anton (1991). *Anggaran Pemerintah dan Inflasi di Indonesia*. Jakarta: PAU Ekonomi UI-Gramedia Pustaka Utama.
- Hanke, E. John and A.G. Reitsch (1992). *Business Forecasting*, Fourth edition. Boston: Allyn and Bacon.
- Harris, Richard (1995). *Using Cointegration Analysis in Econometrics Modelling*. London: Prentice Hall.
- Hill, R. Carter, W. E. Griffiths and G. G. Judge (1997). *Undergraduate Econometrics*. New York: John Wiley and Sons.
- Insukindro (1990), *The Short and Long Run Term Determination of Money and Bank Credit Market in Indonesia*, Unpublished Ph.D dissertataion. Essex: University of Essex.
- Li, K.W, Ling S. And Michael M. "Recent Theoretical Results for Time Series Models With GARCH Errors", *Journal Of Economic Surveys*, Vol 16, No.3, 245-269.
- Makridakis, S and Steven C. Wheelwright (1978). *Forecasting: Methods and Application*. New York: John Wiley and Sons.
- Mudrajat Kuncoro (2001). *Metode Kuantitatif: Teori dan Aplikasi Untuk Bisnis dan Ekonomi*. Yogyakarta: UPP AMP YKPN.
- Pindyck, S., Robert and Daniel L. Rubinfeld (1998). *Econometrics Models and Economic Forecast*, Fourth Edition. Singapore: McGraw-Hill International edition.